



INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E QUESTÕES CLIMÁTICAS

14

O IMPACTO AMBIENTAL DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Adriano de Assis Ferreira

Possui graduação em Direito pela Universidade de São Paulo (1999), mestrado em Direito Político e Econômico pela Universidade Presbiteriana Mackenzie (2004), mestrado em Letras (Teoria Literária e Literatura Comparada) pela Universidade de São Paulo (2004), doutorado em Ciências Sociais pela Pontifícia Universidade Católica de São Paulo (2012), doutorado em Literatura Brasileira pela Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas - USP (2010) e doutorado em direito pela Faculdade de Direito da USP (2015). Atualmente é coordenador geral da Escola Superior de Advocacia da OAB Seção SP, coordenador do curso de direito da Faculdade Lumina, coordenador do curso de direito da Faculdade Unida de São Paulo, diretor de regulatório - Galícia Educação e professor associado da Universidade São Judas Tadeu.

 <https://orcid.org/0009-0008-0549-8190>

Resumo

A Inteligência Artificial (IA) é geralmente definida como um campo da ciência da computação voltado à criação de sistemas capazes de simular aspectos do pensamento humano. Contudo, sua imagem popular – associada à “nuvem” e à autonomia algorítmica – mascara sua natureza profundamente material. O avanço recente da IA não decorre apenas de inovações conceituais, mas da combinação entre o acesso a grandes volumes de dados (Big Data) e o

desenvolvimento de hardware de alta performance, como GPUs e TPUs, que viabilizam o *deep learning*.

Assim, uma definição crítica de IA deve ir além de suas funções e incluir sua base física – a infraestrutura de data centers que consome enormes quantidades de energia, água e minerais. A metáfora da “nuvem” esconde esse sistema industrial, composto por servidores, cabos e sistemas de refrigeração. A IA, portanto, deve ser entendida como um sistema sociotécnico de larga escala, cuja existência depende de um alto custo ambiental. Compreen-

der seus impactos requer desmistificar sua aparente imaterialidade e reconhecer a infraestrutura que a sustenta.

Palavras-chave: Inteligência artificial, Sistemas sociotécnico, Impacto ambiental.

Abstract

Artificial Intelligence (AI) is generally defined as a field of computer science aimed at creating systems capable of simulating aspects of human thought. However, its popular image—associated with the “cloud” and algorithmic autonomy—masks its deeply material nature. The recent advancement of AI stems not only from conceptual innovations but from the combination of access to large volumes of data (Big Data) and the development of high-performance hardware, such as GPUs and TPUs, which enable deep learning. Thus, a critical definition of AI must go beyond its functions and include its physical base—the data center infrastructure that consumes enormous quantities of energy, water, and minerals. The “cloud” metaphor hides this industrial system, composed of servers, cables, and cooling systems. AI, therefore, must be understood as a large-scale sociotechnical system whose existence depends on a high environmental cost. Understanding its impacts requires demystifying its apparent immateriality and recognizing the infrastructure that sustains it.

Keywords: Artificial intelligence, Sociotechnical systems, Environmental impact.

Recebido em: Setembro de 2025

Aprovado em: Novembro de 2025

1. O que é inteligência artificial

1.1 Definição de IA: da Abstração Funcional à Realidade Material

A Inteligência Artificial (IA) é comumente definida em termos funcionais: um campo abrangente da ciência da computação dedicado a criar sistemas que podem processar informações e simular facetas do pensamento humano. Em sua concepção popular e midiática, a IA evoca imagens de cognição desencarnada, de algoritmos que aprendem, raciocinam, preveem e criam de maneira autônoma, habitando um espaço etéreo frequentemente referido como “a nuvem” (cloud computing). Essa percepção é reforçada pela natureza de suas aplicações mais visíveis, como o Processamento de Linguagem Natural (PLN) em chatbots ou a visão computacional em diagnósticos médicos, que parecem ser puramente lógicos ou digitais.

Embora formas rudimentares de IA existam desde a década de 1950, o “ritmo alucinante” de sua evolução recente não deve a um salto puramente conceitual ou algorítmico. Pelo contrário, a explosão contemporânea da IA é um fenômeno decididamente material, ancorado em dois desenvolvimentos físicos que alteraram fundamentalmente sua viabilidade e escala. O primeiro é a disponibilidade de conjuntos massivos de dados (Big Data), o “novo petróleo” que serve como matéria-prima indispensável para o treinamento de modelos. O segundo, e talvez mais determinante, é o avanço exponencial na capacidade de computação, especificamente o desenvolvimento de Unidades de Processamento Gráfico (GPUs) e hardware especializado (como TPUs) capazes de realizar os trilhões de cálculos paralelos necessários para o *deep learning*.

Portanto, uma definição de IA para o século XXI que se pretenda crítica e analítica não pode limitar-

-se à sua função (o que ela faz). Ela deve, imperativamente, incluir sua fundação (o que ela é e o que ela consome). A metáfora da “nuvem” é, neste contexto, uma falácia tecnológica; ela obscurece deliberadamente a infraestrutura física massiva da qual a IA depende. A “nuvem” não é etérea; ela é um complexo industrial composto por milhões de servidores, cabos submarinos, comutadores de rede e sistemas de refrigeração, todos alojados em edifícios físicos chamados *data centers*.

Esta infraestrutura física não é um detalhe técnico, mas a própria condição de existência da IA moderna. A escala dessa base material é o que define a tecnologia atual: para que um modelo de linguagem execute uma tarefa aparentemente simples, como gerar uma resposta, ele mobiliza uma cadeia de recursos que se estende desde os minerais críticos (como cobre, lítio e terras raras) extraídos para construir seus chips, passando pelos gigawatts de eletricidade (muitas vezes de origem fóssil) para alimentar os servidores, até os milhões de litros de água doce evaporados para seu resfriamento.

Neste artigo, portanto, a Inteligência Artificial é vista não apenas como uma ferramenta cognitiva, mas como um sistema sociotécnico de larga escala, cuja operação é indissociável de seu imenso custo metabólico em energia, água e minerais. Compreender os impactos ambientais da IA exige, primeiramente, desmistificar sua suposta imaterialidade e investigar a estrutura física complexa e massiva que a sustenta.

1.2 O Salto Funcional: Da Automação Física ao Processamento Cognitivo

Para compreender a profundidade da transformação impulsionada pela Inteligência Artificial, é crucial diferenciá-la das revoluções tecnológicas que a precederam. A história da automação, desde a Revolução Industrial, foi, em essência, a história da

automação física. Este paradigma centrou-se na mecanização do trabalho braçal e na multiplicação da força muscular humana ou animal. O motor a vapor, o tear mecânico e, posteriormente, a linha de montagem de Henry Ford são exemplos clássicos. Essas inovações substituíram o esforço físico: uma escavadeira realizava o trabalho de dezenas de operários; um trator arava o campo em uma fração do tempo de uma junta de bois. O domínio dessa automação era a fábrica, a fazenda, o canteiro de obras. Seu objetivo era mover, transformar ou montar a matéria.

O “salto funcional” que a IA contemporânea representa é uma ruptura radical com esse paradigma. A IA não automatiza primariamente a força física; ela automatiza, em escala industrial, o **processamento cognitivo**. Seu domínio de atuação deslocou-se do chão da fábrica para tarefas antes consideradas exclusividade do intelecto humano: análise, interpretação, predição e criação. A IA não é meramente uma calculadora mais rápida – computadores já automatizavam a aritmética. A IA moderna, baseada em deep learning e redes neurais, automatiza a própria *inferência*.

Essa nova capacidade funcional se manifesta em aplicações que estão redefinindo setores inteiros. O Processamento de Linguagem Natural (PLN), por exemplo, não se limita a registrar palavras; ele permite que sistemas como o ChatGPT leiam, comprendam, resumam, traduzam e gerem textos com coerência e complexidade, automatizando funções de redatores, tradutores ou analistas de documentos. Similarmente, a visão computacional vai além da fotografia; ela confere a capacidade de “ver” e interpretar o mundo visual, permitindo que uma máquina diagnostique uma anomalia em uma chapa de radiologia com a precisão de um médico experiente, ou

que um veículo “leia” o ambiente e tome decisões de direção.

Mais profundamente, o grande poder da IA reside na sua habilidade de “detectar padrões nos dados, como anomalias e semelhanças, e usar o conhecimento histórico para prever com precisão os resultados futuros” (PNUMA, 2024). Esta é a essência do trabalho analítico: um sistema de IA pode monitorar emissões de metano em tempo real, prever o comportamento do mercado de ações ou otimizar o fluxo de uma rede elétrica inteira.

É essa invasão da esfera cognitiva que posiciona a IA como uma “tecnologia emergente com potencial de transformar inúmeros setores da sociedade” (Uninter, 2024). Ela é, de fato, uma ferramenta “ines-timável” para inúmeras aplicações. Contudo – e este é o ponto nevrágico para este artigo – essa poderosa capacidade funcional não é abstrata. O “salto cognitivo” só é possível porque é sustentado por um “salto” computacional de ordem exponencial. A automação do pensamento, ao contrário da automação do braço, exige uma infraestrutura material de processamento de dados de escala inédita, como será detalhado a seguir.

1.3 A Escala Material da IA: A Necessidade de Treinamento e Inferência

O salto funcional para o processamento cognitivo, descrito anteriormente, não é gratuito. A capacidade de um modelo de IA de “pensar” – de analisar, prever e gerar linguagem – é um processo computacionalmente exaustivo. Diferente das tecnologias convencionais, como o envio de e-mails ou buscas simples, as “redes neurais complexas” da IA exigem a movimentação de “vastos conjuntos de dados entre milhares de componentes físicos” (Stacciarini & Gonçalves, 2025), resultando em um consumo energético bem mais elevado.

Esse “custo energético enorme” (Vieira, 2025) que define a escala material da IA deriva de duas fases operacionais distintas, ambas com demandas intensivas de recursos: o **Treinamento** e a **Inferência**.

O **Treinamento** é a fase de preparação, o processo industrial de “ensinar” o cérebro artificial. Nesta etapa, os modelos são alimentados com “conjuntos massivos de dados” (Vieira, 2025), forçando-os a processar essas informações “repetidamente até que o sistema consiga aprender” a reconhecer padrões e prever respostas (Vieira, 2025). Este é, de longe, o processo “em que mais se consome eletricidade” (Vieira, 2025). A indústria opera sob o paradigma de que “quanto maior o modelo, melhor o resultado” (Vieira, 2025), levando a uma escalada no tamanho e, consequentemente, no custo energético. Modelos de ponta não cabem em um único servidor; eles exigem “vários servidores equipados com múltiplas placas gráficas, que funcionam em paralelo durante semanas ou até meses” (Vieira, 2025) para completar um único ciclo de treinamento.

A **Inferência**, por sua vez, é “o momento da prática” (Vieira, 2025). É o que ocorre quando o usuário final faz uma pergunta e a IA, já treinada, gera uma resposta. Embora uma única inferência consuma menos energia que o colossal processo de treinamento, seu impacto ambiental reside no “grande volume de interações” (Vieira, 2025). Ferramentas como o ChatGPT, por exemplo, processam “mais de 2,5 bilhões de prompts por dia” (Vieira, 2025). Essa demanda global exige que “milhares de servidores precisem estar sempre ativos, em funcionamento contínuo” (Vieira, 2025), estabelecendo um patamar de consumo de energia e recursos que é vasto, permanente e crescente.

Portanto, a escala material da IA é definida por este ciclo duplo: picos de demanda energética extrema para o *treinamento* de modelos cada vez maiores,

combinados com uma base de consumo contínua e massiva para a *inferência* em volume global. Para que esses dois processos possam ocorrer fisicamente, é necessária uma infraestrutura industrial específica. Esta infraestrutura, como veremos, não é a “nuvem” abstrata, mas o *data center*.

2. De onde vem a resposta da IA?

2.1. Desmistificação da “Nuvem” e a Estrutura Física Complexa

Os processos de treinamento e inferência, que definem a escala material da IA não ocorrem em uma dimensão abstrata. Contudo, o léxico popular e corporativo da tecnologia é dominado por termos que sugerem o oposto: “nuvem” (cloud), “big data” e “virtualização” (Stacciarini & Gonçalves, 2025). Essas metáforas são funcionalmente convenientes, mas analiticamente perigosas. Elas constituem uma “falácia tecnológica” que obscurece a base industrial da economia digital, desassociando a função cognitiva da IA de seu custo metabólico.

A resposta a uma simples pergunta feita a um chatbot não vem do éter; ela vem de um local físico, terrestre e industrial. O que chamamos de “nuvem” é, na realidade, o **data center**.

O data center é a manifestação física e concreta da nuvem; ele é o “cérebro” da internet (Mota, 2025), funcionando como um “computador gigante de alta performance” (Mota, 2025). Essas instalações não são conceitos, mas edifícios reais. São “imensas bibliotecas de computadores” (Borges, 2025), frequentemente descritas como “imensos galpões climatizados” (Vicente, 2025) que abrigam “corredores cheios de armários de ferros com pilhas de servidores” (Mota, 2025). Esses servidores, por sua vez, são o hardware que executa os trilhões de cálculos do treinamento e da inferência.

É esta a “estrutura física complexa e massiva” (Stacciarini & Gonçalves, 2025) da qual a IA depende. Uma estrutura composta por “milhares de equipamentos responsáveis pelo processamento e armazenamento” (Stacciarini & Gonçalves, 2025), quilômetros de cabos de fibra ótica e, crucialmente, “sistemas de refrigeração que funciona sem parar para impedir que elas superaqueçam” (Mota, 2025). Esta infraestrutura é a “espinha dorsal das tecnologias digitais” (Stacciarini & Gonçalves, 2025).

Desmistificar a “nuvem” é, portanto, o primeiro passo metodológico para uma análise ambiental da IA. Ao substituir a imagem etérea da cloud pela imagem industrial do *data center*, revelamos o elo entre a resposta cognitiva, aparentemente imaterial, e o consumo massivo de energia, água e minerais necessários para produzi-la.

2.2. O Data Center como o Coração da Economia Digital

O data center, uma vez despido de sua roupagem metafórica e revelado como uma instalação industrial, emerge como a infraestrutura central da economia do século XXI. Se os dados são comumente aceitos como o “novo petróleo”, os data centers são, inequivocamente, as “novas refinarias” (Vicente, 2025). São o local onde a matéria-prima bruta (bilhões de interações de usuários, imagens, textos) é processada, armazenada e transformada no produto de maior valor da atualidade: inteligência preditiva e respostas cognitivas geradas pela IA.

Embora essas “refinarias” já existissem em larga escala para suportar a primeira onda de serviços em *nuvem* (cloud computing), foi a explosão da Inteligência Artificial que funcionou como o “catalisador desse aumento gigantesco da demanda” (Takano, citado em Vicente, 2025). A necessidade de processar os ciclos de treinamento e inferência (item

1.3) impulsionou uma corrida global por investimentos bilionários em infraestrutura física. No Brasil, por exemplo, gigantes da tecnologia como Amazon (AWS), Microsoft (Azure) e Google Cloud investiram dezenas de bilhões de reais para expandir suas operações (Vicente, 2025), multiplicando o número de instalações no país, que hoje já somam 162 (Mota, 2025).

A centralidade econômica dessa infraestrutura é tão absoluta que ela redefiniu a própria métrica de sua escala. O poder de um data center não é mais medido primariamente por sua área física ou capacidade de armazenamento (petabytes), mas sim por sua fome de energia. A potência dessas instalações “é medida em energia”, especificamente a eletricidade consumida pela infraestrutura computacional, calculada em **megawatts (MW)** (Vicente, 2025).

A IA alterou dramaticamente essa métrica. Se os grandes data centers da era *cloud* (pré-IA) já atingiam a casa das dezenas de MW, a IA exige “uma densidade maior ainda” (Arnaud, citado em Vicente, 2025). A capacidade instalada no Brasil, por exemplo, já gira em torno de 750-800 MW, o “consumo de energia de uma cidade de cerca de dois milhões de habitantes” (Mota, 2025). E as projeções futuras, impulsionadas pela IA, indicam uma demanda de 17.716 MW até 2038 (Mota, 2025).

Portanto, o data center é o coração da economia digital: um ativo industrial de alto custo, um polo de atração de investimentos trilionários (Vicente, 2025) e o nexo onde o capital digital se converte diretamente em demanda física por energia. Contudo, essa infraestrutura não é monolítica; ela possui tipologias distintas, projetadas para atender às diferentes fases do processamento da IA.

2.3. A Tipologia da Infraestrutura para IA: Treinamento vs. Inferência

A infraestrutura de data centers que sustenta a IA não é homogênea. Embora ambos os processos (treinamento e inferência) exijam hardware denso em energia (como GPUs e TPUs), a natureza distinta de suas cargas de trabalho resulta em duas tipologias de infraestrutura física com arquiteturas, escalas e, crucialmente, localizações geográficas diferentes.

1. Data Centers de Treinamento (Machine Learning):

Esta é a infraestrutura do “serviço pesado” (Vicente, 2025), onde os modelos sofisticados de IA são, de fato, construídos. O treinamento (item 1.3) é um processo assíncrono que pode levar semanas ou meses; ele exige o máximo poder computacional possível, mas não exige velocidade de resposta imediata ao usuário. Como resultado, “não há necessidade de rapidez” (Vicente, 2025), o que significa que “a posição geográfica por si só não é determinante para definir onde esses prédios são construídos” (Vicente, 2025).

Isso permite que essas instalações sejam “colosso que esticam os limites da rede elétrica” (Weise & Metz, 2025), construídos em locais remotos onde a energia é abundante e barata (muitas vezes de fontes fósseis) ou onde o clima frio reduz custos de refrigeração. Exemplos desta vanguarda são o “Projeto Rainier” da Amazon/Anthropic, um complexo no estado de Indiana (EUA) projetado para consumir 2,2 gigawatts e funcionar como uma “única máquina gigante destinada apenas à inteligência artificial” (Weise & Metz, 2025), ou o “The Citadel Campus” em Nevada (EUA), que ocupa 669 mil m² (Stacciarini & Gonçalves, 2025). Esta é a “vanguarda desse setor, porque resulta em desenvolvimento de tecnologia” (Vicente, 2025).

2. Data Centers de Inferência: Esta tipologia é radicalmente diferente, pois é construída para a *inte-*

ração com o usuário. A inferência é o local “onde a IA gera uma resposta ou resultado” final (Vicente, 2025). Neste caso, a “latência, ou seja, rapidez, é essencial” (Vicente, 2025). O usuário não pode esperar longos períodos pela resposta de um chatbot ou pela rota de um aplicativo de trânsito.

Por essa razão, os data centers de inferência “precisam estar próximos às pessoas que vão utilizar o serviço” (Vicente, 2025). Eles são geograficamente distribuídos, localizados perto de grandes centros urbanos e hubs populacionais para minimizar o atraso na resposta. É este o tipo de infraestrutura que o Brasil tem atraído predominantemente: instalações projetadas não para criar os modelos de IA, mas para “hospedar os primeiros racks 100% dedicados à inferência” (Takano, citado em Vicente, 2025), servindo como um ponto de entrega rápido para os usuários da América Latina.

Compreender essa divisão é fundamental. Os data centers de *treinamento* representam uma nova forma de indústria pesada, concentrando uma demanda energética extrema em locais específicos. Os data centers de *inferência* distribuem essa demanda por centros urbanos, aumentando a pressão sobre as redes elétricas locais. Ambos, como veremos, têm impactos ambientais massivos e distintos.

3. O consumo energético e de recursos naturais do datacenter

3.1. A Voracidade Energética da IA: O Consumo Global e o Paradoxo dos Fósseis

O data center, a “refinaria” física da economia digital (Vicente, 2025), é um “verdadeiro glutão energético”. O “salto cognitivo” da IA é diretamente movido por um consumo de eletricidade que é vasto, crescente e, paradoxalmente, sujo.

A escala dessa voracidade é mais bem compreendida em termos comparativos. Uma única interação com um chatbot de IA, como o ChatGPT, consome “dez vezes mais energia que uma busca similar feita no Google” (Correa, 2025; PNUMA, 2024). Essa diferença de magnitude, multiplicada pelos bilhões de interações diárias (Vieira, 2025), eleva o consumo agregado a um patamar de crise.

Globalmente, a infraestrutura de Tecnologia da Informação (TIC) já responde por cerca de 7% de toda a eletricidade consumida no mundo (Correa, 2025). Dentro disso, os data centers, criptomoedas e a IA já consumiam aproximadamente 460 TWh em 2022, o equivalente a 2% do consumo global de energia (Stacciarini & Gonçalves, 2025). A Agência Internacional de Energia (AIE) projeta que a demanda energética desses centros pode mais que dobrar nos próximos anos (PNUMA, 2025; Vieira, 2025), alcançando um consumo “equivalente ao do Japão atualmente” (PNUMA, 2025). Nos EUA, epicentro do treinamento de IA, estima-se que os data centers saltem de 4% da demanda elétrica nacional para 9,1% até 2030 (Stacciarini & Gonçalves, 2025).

Esse consumo massivo se traduz diretamente em emissões de carbono. Em 2020, data centers e redes de transmissão já respondiam por 1% das emissões globais de gases de efeito estufa (GEE) ligadas à energia (PNUMA, 2025). Um estudo da *Nature Climate Change* projeta um cenário ainda mais alarmante: a IA poderá representar “10% das emissões globais de gases de efeito estufa até o ano de 2040” (Kolbe Junior, 2024).

Aqui emerge o **Paradoxo dos Fósseis**. A indústria de tecnologia cultiva uma imagem pública de sustentabilidade, investindo em fontes renováveis (Stacciarini & Gonçalves, 2025). Contudo, a demanda energética da IA cresce em um ritmo tão “alucinante” (PNUMA, 2024) e exige um fornecimento de ener-

gia tão estável – 24 horas por dia, 7 dias por semana – que está sobrecarregando as redes e forçando o retorno aos combustíveis fósseis.

O caso do “Projeto Rainier” (item 2.3) é emblemático. O complexo de 2,2 gigawatts da Amazon/Anthropic, destinado apenas à IA, será alimentado por uma concessionária local que “esperava usar usinas de gás natural para fornecer cerca de três quartos da energia adicional que seria necessária” (Weise & Metz, 2025). A IA, portanto, “impulsiona a queima de combustíveis fósseis e atrasa o declínio das emissões” (Neves, 2025). Em vez de acelerar a transição verde, a demanda incessante dos data centers contribui para “prolongar a operação de usinas fósseis já existentes” (Neves, 2025), pois as empresas enxergam no “gás natural a fonte mais abundante e de acesso imediato” (Neves, 2025). O resultado é uma pressão crescente sobre as redes elétricas, levando os custos de energia a recordes históricos em mercados como o da Virgínia (EUA), o “corredor de centros de dados” (Muir, 2025).

A voracidade energética da IA, portanto, não é apenas um custo operacional; é uma força geoeconómica que está reconfigurando mercados de energia e ameaçando metas climáticas globais.

3.2. A Crise Hídrica: O Uso de Água em Data Centers e a Tensão em Regiões de Estresse Hídrico

A imensa quantidade de eletricidade consumida pelos data centers gera um outro efeito: ela é convertida em calor. Manter as pilhas de servidores operando em temperatura ideal exige “sistemas de refrigeração que funciona sem parar” (Mota, 2025) e o método de resfriamento mais comum e de alto desempenho para instalações de hiperescala é a **evaporação**. Em “torres de resfriamento” (Mota, 2025), a água circula pelo sistema, absorve o calor dos servidores e depois é evaporada, dissipando

o calor na atmosfera. Esse processo exige uma “adição de água pura constantemente ao sistema” (Mota, 2025), transformando o data center em um consumidor voraz não apenas de energia, mas também de água doce.

A escala desse consumo é alarmante. Um data center de tamanho médio (1 MW), uma fração dos gigantes da IA, pode consumir “até 25,5 milhões de litros de água por ano apenas para resfriamento” (PNUMA, 2025). Instalações maiores, de hiperescala, podem utilizar “de 3 a 5 milhões de litros de água por dia”, um consumo “comparável ao consumo diário de uma cidade com 30.000 habitantes” (Cortez, 2025). Em nível agregado, o Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) alerta que a infraestrutura global de IA poderá, em breve, “consumir seis vezes mais água do que a Dinamarca” (PNUMA, 2024).

Essa “pegada hídrica secreta” (Ren et al., 2023) pode ser rastreada diretamente aos processos de IA. Um estudo seminal (Ren et al., 2023) estimou que apenas o treinamento do modelo GPT-3 da Microsoft, em seus data centers nos EUA, “evaporou quase 700 mil litros de água doce limpa”. A inferência também tem um custo hídrico direto: uma simples interação para gerar 100 palavras no ChatGPT pode demandar o equivalente a “519 ml” de água (Mota, 2025) – essencialmente, uma garrafa de água por consulta.

O cerne da crise, no entanto, é o nexo entre onde a água é consumida e onde ela é escassa. A indústria de data centers tem se expandido agressivamente em regiões que já sofrem de “estresse hídrico”. O caso mais emblemático é o “boom dos data centers no deserto” (MIT Tech Review, 2025). Em estados áridos como Nevada e Arizona, nos EUA, a chegada dessas instalações “insaciáveis” criou uma “batalha pela água”, colocando a indústria de tecnologia em

competição direta com a agricultura e o abastecimento residencial.

A presença desses “consumidores intensivos de água” (Andrade, citado em Borges, 2025) em zonas áridas agrava as “secas severas e eventos climáticos extremos” (Borges, 2025). Mesmo em localidades com aparente “potencial hídrico” (Borges, 2025), a demanda concentrada dos data centers pode gerar “sérios desafios” (PNUMA, 2025), transformando a IA de uma ferramenta virtual em um vetor direto de escassez de recursos no mundo físico.

3.3. A Pegada Mineral e o E-Lixo: Extração de Matérias-Primas e Poluição

O impacto ambiental da IA não se resume ao seu consumo operacional de energia (item 3.1) e água (item 3.2). A própria “estrutura física complexa e massiva” (Stacciarini & Gonçalves, 2025) – os data centers, servidores, cabos e, fundamentalmente, os chips semicondutores – depende de um ciclo industrial de extração mineral intensiva e gera um volume crescente de resíduos tóxicos.

1. A Pegada Mineral (Extração): A manufatura do ecossistema de hardware da IA exige uma “ampla variedade de minerais e metais” (Stacciarini & Gonçalves, 2025). Os microchips que alimentam os processos de *deep learning* dependem de “elementos de terras raras” (PNUMA, 2024) e outros minerais estratégicos como gálio, germânio e grafite (Gonçalves, 2025). A extração e, principalmente, o refino desses materiais são processos “muitas vezes (...) destrutivos para o meio ambiente” (PNUMA, 2024) e altamente concentrados geopoliticamente (Gonçalves, 2025).

Além dos chips, a própria construção dos data centers gera uma nova demanda extrativa. O **cobre**, por exemplo, é um “insumo necessário para a fabricação de equipamentos de resfriamento” e para a eletrifica-

ção massiva dessas instalações (Lovisi, 2025). Essa demanda é tão concreta que a mineradora Vale Base Metals já anunciou planos para “acelerar seu plano de extração de cobre”, visando principalmente suas operações no Pará, na Amazônia, para “atender à crescente demanda provocada (...) pelo crescimento da inteligência artificial” (Lovisi, 2025).

A intensidade material desse processo é gritante: para fabricar um único computador de 2 kg, “são necessários 800 kg de matérias-primas” (PNUMA, 2024). A IA, ao demandar hardware cada vez mais potente, intensifica essa pressão extrativa em escala global.

2. A Pegada do E-Lixo (Descarte): Na outra ponta do ciclo de vida, encontra-se o descarte. A indústria de IA opera sob uma lógica de obsolescência tecnológica acelerada. A corrida por desempenho – exemplificada pela rápida sucessão de gerações de GPUs da Nvidia (Mota, 2025) – impõe um “curto ciclo de vida dos equipamentos”, que são “muitas vezes substituídos em apenas dois a cinco anos” (Stacciarini & Gonçalves, 2025).

Essa “rápida rotatividade de servidores” (Tzachor, citado em Deutsche Welle, 2024) está levando a um “aumento descontrolado do e-lixo gerado pela IA” (Deutsche Welle, 2024). Um estudo publicado na revista *Nature Computational Science* calculou que o lixo eletrônico (e-lixo) gerado especificamente por servidores de IA pode “aumentar drasticamente”, prevendo um crescimento de “mil vezes” entre 2023 e 2030 (Deutsche Welle, 2024).

Este e-lixo é particularmente problemático. Ele “representa 70% do total de resíduos tóxicos produzidos em todo o mundo” (Deutsche Welle, 2024) e “geralmente contém substâncias perigosas, como mercúrio e chumbo” (PNUMA, 2024). O descarte inadequado desses materiais “prejudica os ecossis-

temas e a saúde humana" (Gupta, citado em Deutsche Welle, 2024).

Assim, a IA se revela uma indústria que não apenas consome energia e água em sua operação (itens 3.1 e 3.2), mas que também depende da extração destrutiva de recursos finitos para sua construção e contribui para a poluição tóxica em seu descarte. A totalidade desse impacto, no entanto, permanece difícil de calcular devido a um problema central: a opacidade corporativa.

4. A falta de transparência das empresas

4.1. O Data Center como “Caixa-Preta” e o Segredo Corporativo

A quantificação precisa dos vastos impactos energéticos, hídricos e materiais detalhados no capítulo anterior é sistematicamente obstruída por um obstáculo que não é técnico, mas político-corporativo: a opacidade deliberada. As mesmas corporações de tecnologia que promovem a IA como uma ferramenta onisciente e transparente operam sua própria infraestrutura sob um regime de sigilo industrial.

Neste contexto, o conceito de “caixa-preta”, frequentemente utilizado para descrever a inexplicabilidade dos *algoritmos* de IA (o porquê de uma IA tomar certa decisão), deve ser aplicado também à sua fundação material. O próprio data center – o edifício, o hardware, a infraestrutura de resfriamento – é tratado como uma “caixa preta” (De Vries, citado em Mota, 2025).

As corporações que controlam esta infraestrutura (como Google, Microsoft, Meta e Amazon) tratam os dados operacionais como “segredos corporativos rigorosamente guardados”. Informações críticas, como a “escala total” do consumo de energia, a localização exata dos servidores, a “pegada hídrica secreta” (Ren et al., 2023) e as métricas de eficiência no uso de água (WUE) e energia (PUE), são informações que as empresas possuem, mas ativamente sonegam do escrutínio público e acadêmico.

Como afirma categoricamente o pesquisador Alex de Vries: “As empresas sabem exatamente quanto de energia seus sistemas de IA estão usando, eles apenas optam por não publicar essa informação” (citado em Mota, 2025).

Essa retenção de dados não é acidental. É uma estratégia corporativa que perpetua a “falácia tecnológica” da “nuvem” imaterial, (discutida no item 2.1), desvinculando a imagem pública da IA de sua pesada pegada industrial. Ao manter o data center como uma “caixa-preta” física, as empresas impedem que a sociedade realize um “cálculo acurado” (Mota, 2025) dos seus custos reais, tornando impossível “confrontar os custos e benefícios da inteligência artificial” (De Vries, citado em Mota, 2025).

4.2. A Omissão de Dados Cruciais para a Medição do Impacto

A opacidade do data center, tratada como “caixa-preta” corporativa, não é apenas uma postura filosófica de sigilo; ela se manifesta na omissão concreta de indicadores-chave de desempenho que são “cruciais” para qualquer avaliação ambiental séria. Cientistas e pesquisadores que tentam calcular a pegada real da IA afirmam repetidamente que “a quantidade de informações compartilhadas pelas empresas de tecnologia e operadores de data centers não é suficiente para fazer um cálculo acurado” (Mota, 2025).

Essa escassez de dados impede o cálculo da eficiência e do impacto real. Entre os dados cruciais sistematicamente omitidos pelas *Big Techs* estão:

1. A Capacidade Operacional Real: As empresas divulgam, por vezes, a capacidade *instalada* (o potencial máximo de consumo energético), mas

“não se sabe, por exemplo, em que capacidade os data centers operam” (Mota, 2025) – ou seja, se consomem a totalidade dessa energia ou uma fração dela.

2. A Diferenciação de Carga (Treinamento vs.

Inferência): Como discutido (itens 1.3 e 2.3), o treinamento é energeticamente mais intensivo que a inferência. No entanto, as empresas não divulgam “qual percentual dos servidores é usado para treinar os modelos e para a operação de fato dos chatbots” (Mota, 2025). Sem essa divisão, é impossível calcular o custo real de cada novo modelo lançado no mercado.

3. Localização Geográfica e Fonte Energética:

A pegada de carbono de um data center depende inteiramente da matriz energética que o abastece (seja ela fóssil ou renovável). A indústria obscurece esse cálculo, pois, como aponta Alex de Vries, é impossível rastrear “em que parte do mundo estão os servidores que estão processando a chamada” (citado em Mota, 2025).

4. Métricas de Eficiência Hídrica (WUE):

O impacto hídrico (item 3.2) depende drasticamente de “quando” e “onde” um modelo é treinado – por exemplo, se durante o dia ou a noite, no verão ou inverno, e em qual bacia hidrográfica (Ren et al., 2023). As empresas não publicam esses dados de Eficiência no Uso da Água (WUE), tornando a “pegada hídrica secreta” (Ren et al., 2023) quase impossível de medir externamente.

Essa omissão deliberada de dados granulares assegura que a materialidade da IA permaneça em uma zona de sombra. Ela paralisa a ciência independente e a regulação pública, permitindo que a indústria opere em um vácuo de responsabilidade e abra espaço para a prática generalizada do greenwashing.

4.3. A Crítica ao Greenwashing e a Urgência da Mensuração Objetiva

O vácuo de dados criado pela opacidade corporativa não é apenas um problema acadêmico; ele é a condição que permite a proliferação do greenwashing – a prática de promover discursos e alegações de sustentabilidade que não correspondem aos impactos reais. Na ausência de dados auditáveis, as corporações de tecnologia “vendem sustentabilidade, mas não dão conta do cenário real” (Pinha, citada em Vicente, 2025).

Esta “lavagem verde” prospera em terminologias vagas. Como critica o pesquisador Lourenço Faria, as empresas divulgam termos como “fontes renováveis de energia”, “arquitetura verde” ou “baixo consumo de água” sem, no entanto, fornecer “indicadores-chave de desempenho ambiental (key performance indicators, KPIs)” que sejam precisos e mensuráveis pela sociedade (citado em Borges, 2025).

Um exemplo claro dessa prática é o debate sobre o consumo de água. Uma empresa pode alegar que utiliza “refriamento a ar” (uma tecnologia supostamente mais “seca”) e, portanto, não sobrecarrega o suprimento hídrico local. Contudo, essa alegação omite o consumo *indireto* de água. O resfriamento a ar é mais intensivo em eletricidade, e se essa eletricidade adicional for fornecida por uma usina de gás natural ou hidrelétrica – ambas grandes consumidoras de água em seus próprios processos – o ganho hídrico pode ser nulo ou até negativo. Sem métricas padronizadas que abranjam todo o ciclo, a alegação de “eficiência hídrica” torna-se uma ferramenta de marketing enganosa.

Diante desse cenário, emerge uma urgência pela “mensuração objetiva”. O Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) tem sido enfático ao defender que os países estabeleçam “pro-

cedimentos padronizados para medir o impacto ambiental da IA" (PNUMA, 2024), pois "no momento, há uma escassez de informações confiáveis" (PNUMA, 2024). Esta padronização (AI ACTION SUMMIT, 2025) é o pré-requisito para qualquer regulação eficaz.

No Brasil, o debate legislativo sobre data centers já começa a refletir essa preocupação, com propostas de "verificação independente e certificação" (IPrec, 2025) para evitar o *greenwashing* e garantir que as alegações ambientais sejam "auditáveis e baseadas em critérios objetivos e mensuráveis" (IPrec, 2025). A insistência de alguns setores em focar apenas na "eficiência energética" como sinônimo de sustentabilidade (Alves, citado em Pincer, 2025), ignora os impactos hídricos, minerais e de emissões fósseis (discutidos no Item 3), reforçando a necessidade de uma abordagem regulatória holística, baseada em dados abertos e não em segredos corporativos.

5. Olhando mais a fundo: a IA é uma força produtiva (tecnologia) que passa a determinar as demais

A análise dos capítulos anteriores demonstrou a escala da pegada material da IA: o consumo massivo de energia, muitas vezes fóssil (item 3.1), a demanda por recursos hídricos em zonas de estresse (item 3.2), a extração de minerais (item 3.3) e a opacidade corporativa que oculta esses custos (Item 4).

Uma análise crítica, contudo, não pode parar na constatação desses impactos. É preciso questionar a lógica que impulsiona essa voracidade. Por que a sociedade, apesar da emergência climática, está investindo trilhões em uma infraestrutura que prolonga a operação de usinas de gás (Neves, 2025; Weise & Metz, 2025) e acelera a mineração na Amazônia (Lovisi, 2025)?

A resposta reside na compreensão do papel qualitativamente novo que a IA desempenha no sistema produtivo. A IA não é apenas mais uma ferramenta ou um setor industrial. Como argumentado em *Inteligência Artificial e Sociedade* (Ferreira, 2025), a IA deve ser compreendida como um salto qualitativo: a manifestação da **Força Produtiva Tecnológica (FPT)** hegemônica de nossa era.

5.1. A Supremacia da IA como Força Produtiva Tecnológica (FPT)

A supremacia da IA como FPT (Ferreira, 2025) define-se por características únicas que a diferenciam fundamentalmente das forças produtivas anteriores (como a máquina a vapor ou a eletricidade).

Primeiro, como estabelecido no item 1.2, a IA rompe a barreira da automação física e consolida a **automação do cognitivo** (Ferreira, 2025). Ela invade o domínio do trabalho intelectual (análise, predição, comunicação) em escala industrial, redefinindo o valor e a função do trabalho humano no processo produtivo.

Segundo, a IA atua como uma **"meta-tecnologia" de gerenciamento** (Ferreira, 2025). Sua função primordial não é apenas produzir um bem específico, mas atuar como um "sistema nervoso central" (Ferreira, 2025) que otimiza, coordena e gerencia todas as outras forças produtivas – o trabalho, a energia e as matérias-primas. Ela é a tecnologia que decide como as outras tecnologias e recursos devem ser alocados para maximizar a eficiência de todo o ecossistema produtivo.

Terceiro, a IA Generativa representa um salto qualitativo para uma **tecnologia que cria** (Ferreira, 2025). Ela move-se da análise (o que é) e da predição (o que será) para o domínio da inovação (o que pode ser). A IA é capaz de gerar "soluções fundamentalmente novas" (Ferreira, 2025), como projetar molé-

culas para novos medicamentos, criar materiais inéditos ou desenhar os “chips de última geração” (Gonçalves, 2025) que alimentarão a si mesma, iniciando um ciclo de autodesenvolvimento tecnológico.

É essa tripla capacidade – cognitiva, gerencial e criativa – que estabelece a supremacia da IA como FPT (Ferreira, 2025). Ela não é apenas *mais uma* força produtiva; ela é a força produtiva que, como veremos a seguir, passa a *determinar* a lógica e o ritmo de todas as demais.

5.2. A Determinação da IA sobre as Forças Materiais (Energia e Matéria-Prima)

A supremacia da IA como Força Produtiva Tecnológica (FPT) não é um exercício de poder abstrato. Ela se manifesta em sua capacidade concreta de impor sua lógica de eficiência e acumulação sobre as forças produtivas materiais – a Energia e a Matéria-Prima – criando contradições e novas dependências que explicam a voracidade detalhada no Capítulo 3.

Determinação sobre a Energia: A força produtiva da Energia é profundamente determinada pela IA (Ferreira, 2025). Por um lado, a IA é a ferramenta indispensável para a racionalização energética, viabilizando redes inteligentes (*smart grids*) capazes de gerenciar a intermitência de fontes renováveis. Contudo, esta é apenas metade da história.

O paradoxo é que o desenvolvimento e a operação da própria FPT criam uma nova e voraz fronteira de consumo energético (conforme item 3.1). A IA dita a localização de data centers, atraindo-os para locais com energia barata ou climas frios. Mais criticamente, a demanda avassaladora da IA por fornecimento contínuo de eletricidade (24 horas por dia) subordina a matriz energética às suas necessidades. Isso cria o “Paradoxo dos Fósseis” (item 3.1):

para garantir a estabilidade exigida pelos data centers de IA, empresas de tecnologia e concessionárias estão “prolongando a operação de usinas fósseis já existentes” (Neves, 2025). O caso do “Projeto Rainier”, que recorrerá massivamente ao gás natural para suprir sua demanda de 2,2 gigawatts (Weise & Metz, 2025), é a prova de que a FPT (IA) está *determinando* a manutenção da energia fóssil, atrasando o declínio das emissões.

Determinação sobre a Matéria-Prima: Da mesma forma, a IA reconfigura a relação com a Matéria-Prima (Ferreira, 2025). Ela passa de um paradigma de extração em massa para um de precisão cirúrgica e design inteligente (ex: descobrindo novos materiais). No entanto, a própria infraestrutura física que sustenta a FPT aumenta a pressão sobre a extração de minerais essenciais (conforme item 3.3).

A IA *determina* quais minerais se tornam estratégicos na geopolítica global, como o silício, o gálio, o germânio e as terras raras, essenciais para os “chips de última geração” (Gonçalves, 2025). Além disso, sua infraestrutura de data centers exige vastas quantidades de cobre, “insumo necessário para a fabricação de equipamentos de resfriamento” (Lovisi, 2025). Essa determinação tem consequências geográficas diretas, como o plano da Vale de “acelerar seu plano de extração de cobre [...] principalmente do Pará, visando atender à crescente demanda” da IA (Lovisi, 2025).

Portanto, a FPT não apenas “consome” recursos; ela ativamente *determina* a política energética e a estratégia extrativa, subordinando os limites biofísicos do planeta à sua própria lógica de expansão computacional.

5.3. A Nova Lógica de Acumulação de Capital e Concentração de Poder

A consequência estrutural da supremacia da IA como Força Produtiva Tecnológica (FPT) é uma reconfiguração fundamental na lógica de acumulação de capital e na geografia do poder. O controle sobre esta “meta-tecnologia” torna-se o principal vetor de poder econômico, eclipsando os modos de produção anteriores.

Primeiro, o “centro de gravidade da acumulação de capital” está a deslocar-se decisivamente de ativos físicos tradicionais (como fábricas, máquinas ou frotas) para ativos intangíveis: a posse dos algoritmos de IA e, acima de tudo, o controlo sobre os “vastos conjuntos de dados” (Stacciarini & Gonçalves, 2025) que os alimentam (Ferreira, 2025). Os dados emergem como o “novo petróleo” (Vicente, 2025), a matéria-prima essencial que permite à FPT otimizar, gerir e prever a totalidade do ecossistema produtivo.

Além disso, essa nova lógica de acumulação conduz, inevitavelmente, a um nível de “concentração de poder” sem precedentes (Ferreira, 2025). O desenvolvimento, treino e implementação de modelos de IA de ponta (conforme discutido nos itens 1.3 e 2.3) exigem um investimento de capital que é proibitivo para quase todos os atores. A construção de complexos de gigawatts, como o “Projeto Rainier” (Weise & Metz, 2025), a mobilização de “centenas de biliões de dólares” (Weise & Metz, 2025) e o domínio sobre os “gargalos” geopolíticos dos “chips de última geração” (Gonçalves, 2025) são empreendimentos ao alcance de um oligopólio de corporações de tecnologia.

Esse custo colossal assegura que a infraestrutura fundamental do século XXI – os data centers de treino e os algoritmos de ponta – seja propriedade de poucas “Big Techs” (Ferreira, 2025), como a Amazon (AWS), Google, Microsoft e Meta (Vicente,

2025; Muir, 2025). Tais empresas “capturam” a infraestrutura (Ferreira, 2025) e estabelecem uma nova forma de dependência global. O Brasil, por exemplo, atrai investimentos para data centers de *inferência* (Vicente, 2025) (o ponto de entrega), mas permanece um consumidor da tecnologia de treino (Vicente, 2025) (o ponto de criação), que ocorre maioritariamente nos EUA (Neves, 2025). Este fenômeno é descrito como uma forma de “colonialismo digital” (Ferreira, 2025), onde os recursos materiais locais (energia, água e minerais) são mobilizados para gerar valor que é acumulado centralizadamente.

Finalmente, esta lógica de acumulação redefine o próprio trabalho. A FPT não extrai valor apenas do trabalho assalariado; ela depende da extração de um “trabalho digital gratuito” (Ferreira, 2025) – cada clique, busca, postagem e interação do utilizador que é capturado e transformado na matéria-prima (dados) para treinar os modelos. A atividade coletiva da sociedade é, assim, convertida em capital financeiro para poucos, solidificando a concentração de poder que define a era da IA.

5.4 Controle e Riqueza

A análise estrutural dos capítulos anteriores leva a uma conclusão incontornável: os impactos ambientais da IA, detalhados no Capítulo 3 (o consumo energético, hídrico e mineral) e a opacidade corporativa que os oculta (Capítulo 4), não são falhas acidentais, custos imprevistos ou “externalidades” a serem corrigidas com ajustes técnicos. São, pelo contrário, a consequência lógica e necessária da estrutura de poder que controla esta tecnologia.

O problema central não é a tecnologia em si – a IA como ferramenta cognitiva (item 1.2). O problema é a sua subordinação a uma lógica irrestrita de acumulação de capital (Ferreira, 2025).

Quando uma Força Produtiva Tecnológica (FPT) de tal magnitude é propriedade privada e controlada por um oligopólio de *Big Techs*, o seu imenso poder de “determinação” sobre as forças materiais será, inevitavelmente, orientado para os interesses desse oligopólio. A “eficiência” buscada não é a eficiência ecológica ou social, mas a eficiência para a acumulação.

Nessa lógica, a aceleração da extração de cobre na Amazônia (Lovisi, 2025) ou a queima de gás natural em larga escala para alimentar um data center em Indiana (Weise & Metz, 2025) não são vistos como desastres ambientais, mas como custos operacionais justificados para garantir a expansão da FPT e a vantagem competitiva. A opacidade (Capítulo 4) não é um lapso, mas uma ferramenta de poder; o “segredo corporativo” (Mota, 2025) é a estratégia para impedir a fiscalização pública sobre essa lógica de acumulação.

A ascensão da IA como FPT (Ferreira, 2025) transforma, portanto, os debates sobre tecnologia em debates fundamentalmente sobre poder. A questão central que define o século XXI, e que este artigo procura sublinhar, não é técnica (como tornar a IA mais eficiente), mas política: “quem controla essa força produtiva determinante e, consequentemente, quem se beneficia de sua imensa capacidade de gerar riqueza e de organizar a sociedade?” (Ferreira, 2025).

Manter a IA sob o controle privado e concentrado garante a perpetuação dos impactos socioambientais, subordinando os limites biofísicos do planeta à lógica da acumulação. Isso nos leva diretamente à discussão sobre as únicas soluções possíveis, a serem exploradas no capítulo final.

6. A Questão do Controle: Da Regulação Paliativa à Socialização

6.1. A Urgência das Soluções Paliativas: Regulação Ambiental e Fiscalização

Diante da voracidade energética e material da infra-estrutura de IA e da “caixa-preta” corporativa que oculta essa realidade, a implementação de mecanismos robustos de regulação e fiscalização emerge como a solução paliativa mais urgente e indispensável a curto prazo. Embora, como se argumentará adiante, a regulação por si só seja insuficiente para alterar a lógica de acumulação que impulsiona o problema, ela é a única ferramenta imediata capaz de “mitigar danos” e impor um mínimo de responsabilidade socioambiental.

A primeira e mais crítica frente regulatória é o combate direto à opacidade. A prática do *greenwashing* só prospera no vácuo de dados auditáveis. Portanto, a ação governamental é crucial para “preencher a lacuna regulatória existente” (PNUMA, 2025). O Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) tem sido claro ao instar os governos a “estabelecer procedimentos padronizados para medir o impacto ambiental da IA”, dada a atual “escassez de informações confiáveis” (PNUMA, 2024).

Isso se materializa na exigência de transparência radical. Os gestores públicos devem exigir que as empresas de tecnologia divulguem “indicadores-chave de desempenho ambiental (KPIs)” (Borges, 2025) que sejam “objetivos e mensuráveis” (IP.rec, 2025). As novas “Diretrizes de Compras Sustentáveis” do PNUMA (2025) e os debates sobre padronização internacional (AI ACTION SUMMIT, 2025) já fornecem a base técnica, focando em métricas claras de “eficácia do uso de energia (PUE)”, “eficácia

do uso de água (WUE)” e o percentual real de “uso de energia renovável” (PNUMA, 2025).

No Brasil, propostas como o “Plano Nacional de Data Centers (Redata)” (Vicente, 2025) e debates legislativos no Senado (PL 3018/2024, citado em Borges, 2025 e Pincer, 2025) já apontam para a necessidade de condicionar incentivos fiscais a “contrapartidas” (Vicente, 2025; Borges, 2025). Isso deve incluir a exigência de “estudos de impacto ambiental sérios” (Borges, 2025) que contemplam o ciclo de vida completo da infraestrutura – incluindo o impacto na rede elétrica local e nos recursos hídricos.

Para garantir que essas métricas não sejam apenas mais uma forma de *greenwashing*, a regulação deve ser acompanhada de “mecanismos de verificação independente e certificação” (IP.rec, 2025). A fiscalização deve ter o poder de auditar as alegações das empresas, combatendo a cultura do “segredo corporativo” (item 4.1) e garantindo que o custo ambiental da IA seja, pela primeira vez, publicamente conhecido e politicamente gerenciado.

6.2. Limites da Regulação e a Urgência da Mudança Estrutural

As medidas paliativas de regulação e fiscalização são indispensáveis para mitigar os danos imediatos. Contudo, é fundamental reconhecer os seus limites estruturais. Estas medidas atuam sobre os *sintomas* da crise ambiental da IA – o consumo de energia, a pegada hídrica, a opacidade – mas falham em endereçar a causa fundamental do problema: a lógica de acumulação e a estrutura de poder que controla esta tecnologia.

O limite da regulação reside no facto de que ela não altera a natureza da IA como uma Força Produtiva Tecnológica (FPT) hegemónica, nem a sua propriedade concentrada nas mãos de um oligopólio de *Big*

Techs. As mesmas corporações (Amazon, Google, Microsoft) que seriam alvo da regulação são as que detêm o poder económico e de *lobby* para moldar essa mesma regulação aos seus interesses, muitas vezes focando-a em metas de “eficiência” (Pincer, 2025) que não prejudicam a sua expansão.

Mesmo a regulação mais bem-intencionada opera dentro da lógica do sistema que ela tenta corrigir. Ela pode taxar o carbono, multar pela poluição hídrica ou exigir transparência (IP.rec, 2025). No entanto, ela não impede a *determinação* da FPT sobre as forças produtivas e sobre a sociedade. Para as corporações que controlam a IA, o custo de “prolongar a operação de usinas fósseis” (Neves, 2025) ou de “acelerar a extração de cobre na Amazônia” (Lovisi, 2025) é simplesmente um custo de negócio a ser absorvido ou repassado, desde que a acumulação de capital seja mantida.

Além disso, o foco regulatório na “eficiência energética” (Pincer, 2025) muitas vezes ignora o **Paradoxo de Jevons**: à medida que a IA se torna mais eficiente e barata, as suas aplicações multiplicam-se, levando a um *aumento* do consumo agregado de energia, anulando os ganhos de eficiência.

A regulação, portanto, encontra o seu limite na própria estrutura de propriedade. Ela tenta gerir os danos de um sistema cuja lógica intrínseca é a expansão ilimitada. A constatação dos “limites da regulação” (Ferreira, 2025) revela a “urgência da mudança estrutural”. Se o problema é o “controle e riqueza” concentrados, a única solução definitiva não pode ser a gestão desse controle, mas sim a sua transformação.

6.3. A Solução Estrutural: Socialização e Democratização da IA

Se a regulação é paliativa e seus limites são definidos pela lógica da acumulação privada, a única solu-

ção definitiva e estruturalmente coerente é aquela que ataca a raiz do problema: a “questão do controle” (Ferreira, 2025). A solução definitiva é “democratizar o controle da IA como força produtiva tecnológica, transferindo sua propriedade para a sociedade como um todo”.

Esta proposta não é meramente ideológica; é uma conclusão prática diante da escala do poder desta FPT e dos seus impactos.

A **Socialização** implica “retirar a IA do controle exclusivo das grandes corporações privadas” e tratá-la como uma “infraestrutura pública essencial”. Assim como uma nação não deveria entregar sua rede elétrica ou seus reservatórios de água ao controle irrestrito de um oligopólio focado no lucro, ela não pode entregar a infraestrutura cognitiva central do século XXI – os data centers de treinamento e os modelos de linguagem fundamentais – a esse mesmo destino.

A **Democratização** é o mecanismo de gestão dessa socialização. Significa “submeter seu desenvolvimento a mecanismos democráticos e participativos”. Em vez de ter o desenvolvimento da IA ditado pela corrida de mercado (que exige modelos cada vez maiores e mais vorazes em energia), a sociedade poderia “decidir coletivamente quais são os objetivos prioritários que a IA deve atender”.

Uma FPT sob controle democrático mudaria sua função: em vez de otimizar o consumo e a acumulação, poderia ser reorientada para gerir a escassez e o “bem comum”. Uma IA pública, por exemplo na saúde, poderia ser orientada para a “prevenção e o bem-estar coletivo” em vez do lucro com patentes. Uma IA ambiental poderia ser focada em gerir os “limites biofísicos do planeta”, em vez de ser a força que “acelera a extração de cobre na Amazônia” (Lovisi, 2025).

Esta proposta responde diretamente à questão central do “controle e riqueza”. A socialização é a única forma de garantir que os benefícios da “imensa capacidade de gerar riqueza” da IA sejam revertidos para a coletividade, e que sua operação respeite os ecossistemas dos quais todos dependemos. Diante de uma tecnologia com poder de determinação sobre todas as outras, a socialização não é uma escolha radical, mas a “condição indispensável” para um futuro ecologicamente viável e socialmente justo.

Referências

AI ACTION SUMMIT. **Standardization for AI Environmental Sustainability.** Green Digital Action track at COP30, Belém, Brazil, 2025. Disponível em: https://www.sustainableaicoalition.org/wp-content/uploads/Standardization_AI_Sustainability.pdf. Acesso em: 18 out. 2025.

BORGES, Diélen. Cientistas alertam: data centers podem causar crise de água e energia. **Comunica UFU**, Uberlândia, 22 set. 2025. Disponível em: <https://comunica.ufu.br/noticias/2025/09/cientistas-alertam-data-centers-podem-causar-crise-de-agua-e-energia>. Acesso em: 18 out. 2025.

CORREA, Gabriel. Especialistas alertam para os impactos ambientais do uso da IA. **Radioagência Nacional**, São Luís, 21 mar. 2025. Áudio. Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/radioagencia-nacional/meio-ambiente/audio/2025-03/especialistas-alertam-para-os-impactos-ambientais-do-uso-da-ia>. Acesso em: 18 out. 2025.

CORTEZ, Henrique. Emergência hídrica e energética: O impacto ambiental dos data centers. **Instituto Humanitas Unisinos (IHU)**, 2025. Disponível em: <https://ihu.unisinos.br/categorias/651676-emergencia-hidrica-e-energetica-o-impacto-ambiental-dos-data-centers-artigo-de-henrique-cortez>. Acesso em: 18 out. 2025.

DEUTSCHE WELLE. Estudo alerta para aumento descontrolado do e-lixo gerado pela IA. **Istoé Dinheiro**, 31 out. 2024. Disponível em: <https://istoe-dinheiro.com.br/estudo-alerta-para-aumento-des-controlado-do-e-lixo-gerado-pela-ia>. Acesso em: 18 out. 2025.

FERREIRA, Adriano. **Inteligência artificial e sociedade**. [S.I.]: Editora Foco, 2025.

GONÇALVES, Reynaldo José Aragon. A geopolítica dos semicondutores: a guerra dos chips. **Brasil 247**, Blog, 16 out. 2025. Disponível em: <https://www.brasil247.com/blog/a-geopolitica-dos-semicondutores-a-guerra-dos-chips>. Acesso em: 18 out. 2025.

IPREC. **IA, data centers e os impactos ambientais**: por um debate multisectorial, transparente e baseado em evidências sobre a regulação de data centers no Brasil. Policy Paper. Recife: IPrec, 2025. Disponível em: <https://ip.rec.br/wp-content/uploads/2025/05/Policy-Paper-Data-Centers.pdf>. Acesso em: 18 out. 2025.

KOLBE JUNIOR, Armando. Inteligência Artificial e o desafio da poluição ambiental. **UNINTER Notícias**, 11 jan. 2024. Disponível em: <https://www.uninter.com/noticias/inteligencia-artificial-e-o-desafio-da-poluicao-ambiental>. Acesso em: 18 out. 2025.

LOVISI, Pedro. Vale quer acelerar extração de cobre na Amazônia para atender crescimento da IA. **Folha de S.Paulo**, Toronto, 6 mar. 2025. Disponível em: <https://www1.folha.uol.com.br/mercado/2025/03/vale-quer-acelerar-extracao-de-cobre-na-amazonia-para-atender-crescimento-da-ia.shtml>. Acesso em: 18 out. 2025.

MIT TECH REVIEW. O boom dos data centers no deserto. **MIT Technology Review Brasil**, 2025. Disponível em: <https://mittechreview.com.br/boom-data-centers-nevada-impactos-ambientais/>. Acesso em: 18 out. 2025.

MOTA, Camilla Veras. Quanta água o ChatGPT 'bebe' para responder sua pergunta? **BBC News Brasil**, São Paulo, 8 ago. 2025. Disponível em: <https://www.bbc.com/portuguese/articles/cy4dvly-g5j3o>. Acesso em: 18 out. 2025.

MUIR, Martha. Demanda por IA faz custos de energia atingirem recorde no maior mercado dos EUA. **Folha de S.Paulo** (Financial Times), Nova York, 23 jul. 2025. Disponível em: <https://folha.com/v8c7jo6x>. Acesso em: 18 out. 2025.

NEVES, Ernesto. IA impulsiona queima de combustíveis fósseis e atrasa o declínio das emissões. **Veja, Agenda Verde**, 15 abr. 2025. Disponível em: <https://veja.abril.com.br/agenda-verde/ia-impulsiona-queima-de-combustiveis-fosseis-e-atrasa-o-declinio-das-emissoes/>. Acesso em: 18 out. 2025.

PINCER, Pedro. Preocupações ambientais são levantadas em debate sobre regulamentação de data centers de IA. **Rádio Senado**, 21 maio 2025. Transcrição. Disponível em: <https://www12.senado.leg.br/radio/1/noticia/2025/05/21/preocupacoes-ambientais-sao-levantadas-em-debate-sobre-regulamentacao-de-data-centers-de-ia>. Acesso em: 18 out. 2025.

PNUMA. A IA gera um problema ambiental. Veja o que o mundo pode fazer a respeito. **Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente** (PNUMA), Reportagem, 21 set. 2024. Disponível em: <https://www.mercadolivre.com.br/fonte-dell-195v-667a-130w-45x30mm-da130pm130-original/up/MLBU899571558>. Acesso em: 18 out. 2025.

PNUMA. PNUMA divulga diretrizes para reduzir o impacto ambiental dos data centers. **Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA)**, Nairóbi, Paris, 12 jun. 2025. Disponível em: <https://www.unep.org/pt-br/destaque-tecnico/pnuma-di>

vulga-diretrizes-para-reduzir-o-impacto-ambiental-dos-data-centers. Acesso em: 18 out. 2025.

REN, Shaolei et al. **Making AI Less “Thirsty”**: Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models. arXiv:2304.03271 [cs.LG], 2023. Disponível em: <https://arxiv.org/pdf/2304.03271.pdf>. Acesso em: 18 out. 2025.

STACCIARINI, João; GONÇALVES, Ricardo Assis. Geopolítica, minerais críticos e energia: o invisível que alimenta a IA. **UOL Tilt** (The Conversation), 26 jul. 2025. Disponível em: <https://www.uol.com.br/tilt/noticias/redacao/2025/07/26/geopolitica-minerais-criticos-e-energia-o-invisivel-que-alimenta-a-ia.htm>. Acesso em: 18 out. 2025.

VICENTE, João Paulo. Podemos virar celeiro de data center na era da IA, mas capacidade e impacto ambiental são desafios. **O Estado de S. Paulo**, 7 jun. 2025. Disponível em: <https://www.estadao.com.br/150-anos/tecnologia-em-transformacao/podemos-virar-celeiro-de-data-center-na-era-da-ia-mas-capacidade-e-impacto-ambiental-sao-desafios/>. Acesso em: 18 out. 2025.

VIEIRA, Nathan. Por que a IA usa tanta energia? Há duas partes focais: treinamento e inferência. **Canaltech**, 20 set. 2025. Disponível em: <https://canaltech.com.br/inteligencia-artificial/por-que-a-ia-usa-tanta-energia-ha-duas-partes-focais-treinamento-e-inferencia/>. Acesso em: 18 out. 2025.

WEISE, Karen; METZ, Cade. Amazon constrói complexo de data centers de olho em parceria com a Anthropic. **Folha de S.Paulo** (The New York Times), 11 jul. 2025. Disponível em: <https://www1.folha.uol.com.br/tec/2025/07/amazon-constroi-complexo-de-data-centers-de-olho-em-parceria-com-a-anthropic.shtml>. Acesso em: 18 out. 2025.